УДК: 621.311 https://doi.org/10.15407/jai2025.02.018

О. І. Стасюк[1], Л. Л. Гончарова[2]
[1,2]Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України, Україна
пр. Академіка Глушкова, 40, м. Київ, 03187
[1]ostasuk177@gmail.com
[2]ktarae188@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0002-2889-2288
[2]https://orcid.org/0000-0003-0116-0682

ДИФЕРЕНЦІЙНІ МОДЕЛІ ВІДОБРАЖЕННЯ І ОПТИМІЗАЦІЇ АРХІТЕКТУРИ ТА РЕЖИМІВ СТАНУ ШІ-МЕРЕЖ

Анотація. Проведено аналіз еволюції масового використання штучного інтелекту, обґрунтовано напрямок досліджень, пов'язаний з оптимізацією архітектури та режимів стану ШІ-мереж. Показано, що продуктивність ШІ-мереж великою мірою залежить від їх топологічних характеристик. Запропоновано представлення їх у вигляді незваженого та ненаправленого графа та розроблено ряд математичних моделей оптимізації топології. Обґрунтовано застосування мінімаксної стратегії для оптимізації режимів функціонування ШІ-мереж у випадку найгіршого поєднання інтенсивності потоку дій переходу з довільним законом потоку протидії. Базуючись на теорії диференційних перетворень, запропоновано диференційні математичні моделі для оптимізації у часі динаміки ймовірностей станів ШІ-систем. Для забезпечення необхідної продуктивності інформаційного обміну в ШІ-системах та врахування умовного балансу обсягу трафіка і достатньої пропускної спроможності на всіх рівнях ієрархії, запропоновано новий підхід, який базується на методах скорочення топологічних відстаней мережі як основи зменшенні транзитного трафіка.

Ключові слова: аналіз, стратегія, оптимізація, диференційні моделі, диференційні перетворення, штучний інтелект, відображення, диференційний спектр, трафік, граф, топологічна відстань.

O. Stasiuk[1], L. Goncharova[2]
[1,2]Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine, Ukraine
Academik Glushkov Avenue, 40, Kyiv, 03187
[1]ostasuk177@gmail.com
[2]ktarae188@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0002-2889-2288
[2]https://orcid.org/0000-0003-0116-0682

DIFFERENTIAL MODELS FOR REPRESENTATION AND OPTIMIZATION OF ARCHITECTURE AND STATE MODES OF AI NETWORKS

Abstract. The evolution of the mass use of artificial intelligence is analyzed, and the direction of research related to the optimization of the architecture and state modes of AI networks is substantiated. It is shown that the performance of AI networks largely depends on their topological characteristics. Their representation in the form of an unweighted and undirected graph is proposed, and a number of mathematical models for topology optimization are developed. The application of the minimax strategy for optimizing the modes of operation of AI networks in the case of the worst combination of the intensity of the transition action flow with an arbitrary counteraction flow law is substantiated. Based on the theory of differential transformations, differential mathematical models are proposed for optimizing the dynamics of the probabilities of the states of AI systems in time. To ensure the necessary productivity of information exchange in AI systems and take into account the conditional balance of traffic volume and sufficient bandwidth at all levels of the hierarchy, a new approach is proposed, which is based on methods for reducing topological network distances as the basis for reducing transit traffic.

Keywords: analysis, strategy, optimization, differential models, differential transformations, artificial intelligence, mapping, differential spectrum, traffic, graph, topological distance.

Вступ

Стрімкий розвиток сучасних технологій штучного інтелекту (ШІ) характеризується інтеграцією в різноманітні сфери діяльності людства, складною структурою і багаторівневими алгоритмами обробки даних, що вимагає ефективних методів моделювання та оптимізації [1-4]. Одним із підходів до аналізу та вдосконалення архітектури

систем ШІ є використання диференційних моделей, які дозволяють описувати динаміку їхнього стану та адаптацію до змінних умов. У цьому дослідженні розглядаються диференційні математичні моделі відображення процесів у штучних інтелектуальних системах, що сприяють їх оптимальному налаштуванню та забезпечують ефективне керування параметрами. Запропоновані диференційні математичні моделі і методи дозволяють формалізувати зміни в архітектурі та режимах функціонування, що особливо актуально для адаптивних та самонавчальних систем. Основна увага приділяється математичним підходам до моделювання, які базуються на теорії графів, диференційних перетворень, оптимізаційних алгоритмах та методах регулювання. Такий підхід забезпечує не лише точний опис поведінки ШІ-систем, а й можливість їхнього подальшого вдосконалення відповідно до заданих критеріїв ефективності [3-6].

Постановка проблеми

На сучасному етапі технології штучний інтелект стрімко розвивається, охоплюючи широке коло застосувань — від автоматизованого аналізу даних до самонавчальних систем управління. Проте зі зростанням складності інтелектуальних систем виникає необхідність в застосуванні перспективних підходів у розробці ефективних методів до їх моделювання, оптимізації та адаптації до змінних умов. Одним із ключових викликів є забезпечення стійкості та ефективності функціонування систем штучного інтелекту шляхом вдосконалення і оптимізації їхньої архітектури та налаштування режимів роботи [5-9]. Багато сучасних методів оптимізації не враховують динамічні аспекти змін стану системи, що обмежує їхню здатність до швидкої адаптації. Тому використання положень теорії графів та диференційних перетворень і на їх базі математичних моделей для опису процесів в інтелектуальних системах є перспективним напрямом досліджень, оскільки дозволяє формалізувати їхню еволюцію в часі та визначати оптимальні режими роботи. Ще однією важливою проблемою, в цьому плані, є розробка методів, що поєднують математичне моделювання, машинне навчання та диференційні моделі для прогнозування та керування станами інтелектуальних систем. Завдяки такому підходу відкривається можливість не лише аналізувати поточний стан системи, але й прогнозувати її поведінку та знаходити оптимальні траєкторії розвитку [8-11]. Основним завданням дослідження є розробка диференційних моделей, які дозволяють формалізувати відображення процесів з урахуванням динамічних характеристик систем, оптимізувати їх архітектуру та режими функціонування, а також забезпечити адаптивність та стійкість до змін у зовнішньому середовищі.

Вирішення цих задач сприятиме створенню більш гнучких та ефективних систем штучного інтелекту, здатних до автономного вдосконалення та оптимального налаштування в реальному часі.

Мета роботи

Метою даного дослідження є розробка та обґрунтування диференційних математичних моделей, що дозволяють ефективно відображати динамічні процеси у штучних інтелектуальних мережах, оптимізувати їхню архітектуру та режими функціонування, забезпечити більш точне прогнозування станів, підвищити їхню ефективність та стійкість до змінних умов, а також сприяти розробці адаптивних і автономних інтелектуальних технологій.

Дослідження проблеми

Розвиток систем штучного інтелекту супроводжується зростанням складності їх архітектурної організації та обчислювальних процесів, що вимагає нових підходів до моделювання та оптимізації. Традиційні методи налаштування таких систем часто базуються на статичних параметрах або емпіричних налаштуваннях, що може призводити до неефективного використання ресурсів, зниження швидкості

обробки даних і обмеження адаптивності систем до змінних умов. Одним із перспективних напрямів вирішення цієї проблеми є використання диференційних моделей, які дозволяють достатньо ефективно формалізувати динамічні процеси, що відбуваються в інтелектуальних середовищах [7-11]. Актуальність застосування диференційних моделей полягає в їхній здатності описувати еволюцію параметрів інтелектуальних систем у реальному часі з врахуванням залежностей між різними рівнями їхньої архітектури. Завдяки такому підходу відкривається можливість прогнозувати їхній стан, визначати оптимальні стратегії керування, покращувати оптимізацію архітектурних характеристик, включаючи обчислювальні ресурси, і зменшувати ймовірність виникнення нестійких станів або надмірного ускладнення моделі. Використання диференційних моделей відкриває також можливість формулювання критеріїв оптимізації, що дозволяють визначити найкращі параметри роботи системи залежно від поставлених завдань та обмежень, а також зменшувати ймовірність виникнення нестійких станів і надмірного ускладнення моделі, що може призвести до втрати ефективності.

На сьогодні існують різні підходи до застосування математичних моделей у сфері оптимізації архітектури інтелектуальних систем. Проте залишається низка відкритих питань щодо адаптації цих підходів до широкого спектра завдань у штучному інтелекті, зокрема для гнучкого налаштування архітектури систем і регулювання їхніх режимів роботи. Таким чином, дослідження проблеми фокусується на розробці методів, які дозволять створювати більш стійкі, адаптивні та ефективні інтелектуальні системи, здатні самостійно коригувати свої параметри відповідно до зовнішніх умов і змін у даних.

На першому етапі, організація інтелектуальних систем базувалася на використанні чат-ботів з інтелектом, основою появи яких стали результати розвитку трьох ключових технологічних напрямків. Перший із них - це обробка природної мови (NLP – Natural Language Processing). Розвиток NLP дав змогу аналізувати синтаксис, граматику, контекст і навіть емоції в тексті. Другий напрямок пов'язаний з використанням штучного інтелекту та великих мовних моделей LLM. Чат-боти використовують LLM, що навчаються на гігантських масивах текстів та можуть вести осмислений діалог. Третій напрямок пов'язаний з хмарними технологіями та API. Завдяки хмарним обчисленням, чат-боти стали доступними у браузерах, смартфонах і месенджерах. Фактично чат-боти з ШІ – це результат розвитку NLP, штучного інтелекту та хмарних обчислень. Вони представляють собою вузькоспеціалізовані системи, які орієнтовані на комунікацію. Їхня робота завершується, як тільки вони виконали завдання. Чат-боти, базуючись на ймовірностях і великих даних, дуже добре моделюють людську мову та поведінку і створюють ілюзію розумної розмови. Але вони не можуть створювати ілюзію свідомості, емоцій або власного мислення. Можна сказати, що інтелект чат-бота – це добре налаштоване поєднання моделі LLM, інструментів і пам’яті [1, 4].

Сучасні системи штучного інтелекту базуються на великих мовних моделях LLM та автономних ШІ-агентах, які забезпечують гнучке та адаптивне управління інформаційними потоками. Така організація дозволяє створювати інтелектуальні платформи, що можуть ефективно взаємодіяти з користувачами, автоматизувати складні завдання та приймати рішення в реальному часі. ШІ-агенти — це програмна система, що використовує алгоритми штучного інтелекту для автономного прийняття рішень, виконання завдань і взаємодії з навколишнім середовищем. Вони активно змінюють світ, інтегруючись у робочі процеси, трансформуючи бізнес і розваги. На відміну від Chatbot, ШІ-агенти - це більш складні автономні системи, які можуть виконувати широкий спектр завдань для досягненням складнішої мети, подібно до людини-асистента. Вони самостійно аналізують ситуацію, змінюють

стратегію дій, реалізують автономне прийняття рішень, взаємодію з навколишнім середовищем, адаптують свою поведінку та постійно вдосконалюються на основі отриманого досвіду. Ефективне впровадження агентів потребує кількох ключових компонентів. Основою ШІ-агента є модель («мозок», який аналізує інформацію і приймає рішення). У сучасній практиці це переважно генеративні мовні моделі LLM, такі як GPT, але можуть бути й інші підходи. Наприклад, вузькоспеціалізовані моделі для вибору оптимального рішення серед кількох варіантів. Другим важливим компонентом є інструменти, що дають доступ в реальному часі до Інтернету, баз даних та інших джерел інформації, які агент може використовувати, забезпечуючи тим самим функціональність. Третім компонентом є пам'ять, завдяки якій запам'ятовуються виконані дії та результати для використання їх у майбутньому. Ці компоненти разом дають агенту здатність працювати самостійно, виконуючи задачі через метод «спроб і помилок» у досягненні мети. Сучасні ШІ-агент мусять бути мультимодальними, тобто, обробляти мову, аудіо та відео. Необхідно відмітити, що ефективний агент—це баланс між технічною інфраструктурою, інструментарієм і точними інструкціями, завдяки чому відкривається можливість не тільки досягти бажаного результату, але й забезпечити гнучкість та адаптивність системи до нових задач. Існує дві категорії ШІ-агентів. Програмні агенти, які в комп'ютерах або смартфонах використовують різні додатки для виконання певних задач. А також втілені агенти, що функціонують у 3D-світі. Поточні ШІ-агенти мають відповідати трьом критеріям: можливості переслідувати, у складному середовищі, комплексні цілі без інструкцій; отримувати інструкції природною мовою і діяти автономно, без нагляду; використовувати інструменти та спеціально розроблені програми для планування та рішення нестандартних задач.

Функціонування ШІ-агента реалізується згідно наступної послідовності етапів. Спочатку агент отримує завдання від людини з визначеною метою та пріоритетами і реалізує процедуру постановки цілі. Потім агентом проводиться збір даних, аналіз внутрішніх й зовнішніх джерел інформації та обробка і представлення її в придатному для роботи форматі. В подальшому оцінюється поточний стан, визначаються стратегії і формується план дій вибору оптимального шляху для досягнення цілі. Після цього реалізується виконання завдання, контроль процесу та коригування дій за потреби. На останньому етапі реалізується процедура навчання. Агент аналізує результати, отримує зворотний зв'язок і покращує свої дії. Наприклад, якщо агент припуститься помилки, він запам'ятає це і змінить свій підхід у майбутньому.

Організація ШІ-мереж

Для покращення якості та сервісу систем штучного інтелекту, підвищення ефективності функціонування та зменшення навантажень, великий інтерес представляє архітектурна організація їх шляхом поєднання LLM-моделей та ШІ-агентів, що в сукупності створює потужні архітектурні можливості штучних інтелектуальних мереж (ШІ-мереж), здатних до самонавчання, оптимізації та ефективної роботи в складних середовищах.

Визначення

ШІ-мережа — це інтегрована багаторівнева архітектурна організація, сформована із сукупності взаємопов'язаних різнофункціональних LLM-моделей, спроможних виконувати роль агента і формувати запити до інших LLM-агентів через API, та набору автономних ШІ-агентів різноманітної спеціалізації, що діють у розподіленому або централізованому середовищі, володіють спеціалізованими знаннями та широкими можливостями проводити аналіз, самонавчання, кооперування між собою, делегувати запити іншим агентам або LLM, приймати рішення на основі даних і агрегувати відповіді у різних сферах застосування.

ШІ-мережі, завдяки багаторівневій організації взаємопов'язаних обчислювальних модулів LLM, агентів штучного інтелекту та алгоритмів, мають спектр характеристик, таких як здатність до самонавчання, оптимізації, самоналаштування, автономного приймання рішення без зовнішнього втручання, оновлення знань на основі нових даних, а також стійкості до змін в умовах впливу змінного середовища.

Якщо кожен ШІ-агент має власний екземпляр LLM, то він може працювати автономно, не залежачи від інших агентів. Це дає максимальну гнучкість, персоналізацію та швидку обробку запитів. Однак це дуже дорого, оскільки кожен агент вимагає значних обчислювальних ресурсів. Більш економічний підхід може бути у випадку використання LLM як «центрального мозку» для групи агентів. Тоді будь-який агент може мати специфічні інструменти і пам'ять та звертатися до спільної моделі LLM, яка може працювати у вигляді API для обробки запитів від різних агентів. Архітектура такої ШІ-мережі відкриває можливість суттєво зменшити витрати та реалізувати масштабування.

В базовій архітектурі ШІ-мереж, які складаються із набору різних типів моделей LLM та різноманітних ШІ-агентів, фундаментальним, з точки зору ефективності їх функціонування, являється процес оптимізації обміну інформацією як всередині мережі, так і з зовнішнім середовищем. При цьому, представляється важливим, використання в ШІ-мережах агентного підходу, де LLM можуть виступати в якості як моделі, так і агента, а ШІ-агенти можуть виконувати процедуру "делегування запиту" [3-7].

Організація процесу обміну даними між LLM-моделями та агентами може бути реалізована шляхом впровадження багаторівневої комунікації. Завдяки такому підходу, процедура обміну реалізується на різних рівнях мережі. При горизонтальній комунікації, ШІ-агенти одного рівня обмінюються інформацією напряму. Якщо застосовується вертикальна комунікація, агенти передають інформацію на вищий рівень ієрархії LLM-моделям. Якщо одна LLM не зможе сформувати відповідь, вона може зробити "внутрішній запит" до інших LLM, отримати інформацію та сформувати відповідь. В свою чергу ШІ-агенти мають можливість виконувати процедуру "делегування запиту". Спочатку ШІ-агент перевіряє спроможність самому синтезувати відповідь. Якщо це неможливо, то він передає запит іншому агенту, який має спеціалізовані знання. Лише у випадку, коли жоден агент не може відповісти**,** запит надсилається до моделей LLM. Можлива також гібридна комунікація.

Ефективним є підхід, що базується на створенні єдиного інформаційного простору, завдяки чому це відкриває можливість організації паралельної обробки інформації LLM і ШІ-агентами для отримання більш якісних відповідей. В цьому випадку ШІ-агенти можуть використовувати кешовані бази знань для зберігання раніше отриманих відповідей, що відкриває можливість, завдяки взаємодії між агентами і LLM, реалізувати обмін контекстом, мінімізувати дублювання запитів та виконувати постійне оновлення своїх знань. В ШІ-мережах базової архітектури представляє інтерес використання когнітивного агентного підходу, коли не просто передаються запити між агентами та LLM-моделями, а вони разом, взаємодіючи, за принципом колективного мислення, формують відповідь. В деяких випадках, для координації функціонування компонентів ШІ-мереж, використовуються метамоделі. Метамодель проводить аналіз відповідей від різних LLM та агентів і об'єднує їх у єдиний контекст.

Для балансування запитів може бути використано принцип організації багаторівневої архітектури ШІ-мережі, в якій на першому рівні ШІ-агенти із кешем знань, що відповідають на прості запити. Другий рівень формується на основі малих LLM-моделей, що обробляють середні запити, а на третьому рівні, відповідно, використовуються великі LLM, які отримують лише складні запити. Якщо ШІ-агент працює на локальному пристрої, то

зазвичай використовують малі або середні моделі. Для хмарних сервісів можливо централізоване використання гігантських моделей, що оптимізує витрати.

Моделі відображення топології архітектури ШІ-мереж

Оптимізація архітектури ШІ-мережі є основою підвищенні ефективності взаємодії між LLM та ШІ-агентами і відкриває можливість забезпечувати, в реальному часі, необхідну продуктивність інформаційного обміну, враховувати умовний баланс обсягу трафіка та достатню пропускну спроможність на всіх рівнях ієрархії. При цьому, суттєво мінімізуються затримки при формуванні відповідей, зменшуються обчислювальні витрати та забезпечується синхронність роботи і узгодженість знань між агентами і LLM. Завдяки тому, що пропускна спроможність зв'язків між вузлами ШІ-мережі не є константою, а в процесі її функціонування вона має тенденцію постійно збільшуватись, то процедуру оптимізації архітектури ШІ-мереж може бути реалізовано шляхом зменшення транзитного трафіка завдяки скороченню топологічних відстаней [4-9].

Базуючись на теорії графів, реалізуємо синтез математичних моделей для формування ефективної топології ШІ-мережі. У зв'язку з тим, що інформація в ШІ-мережі передається у двох напрямках, то її архітектура може бути представлена у вигляді незваженого ненаправленого графа $G(V,E)$, де V - множина вузлів, що представляють собою ШІ-агенти і LLM-моделі, а E - зв'язки між ними, представлені ребрами графа. В процесі аналізу комп'ютерних мереж та структур даних, як правило, використовуються фундаментальні поняття теорії графів. До них відноситься топологічна відстань $d(i,j)$ між двома вузлами i,j графа $G(V,E)$, сума топологічних відстаней $S(i)$ вузла i в графі $G(V,E)$, середнє значення сум P топологічних відстаней вузлів графа $G(V,E)$. Поняття топологічна відстань між двома вузлами i та j графа $G(V,E)$ широко використовується в теорії графів і знаходить застосування в таких задачах, як пошук найкоротших шляхів.

Для кожної пари вузлів i,j графа $G(V,E)$ визначається топологічна відстань $d(i,j) = \min\{k\}$, яка дорівнює мінімальній кількості ребер k у найкоротшому шляху між ними. Якщо між i та j немає шляху, тоді $d(i,j) = \infty$. Властивості топологічної відстані: невід'ємність $d(i,j) \geq 0$, рівність нулю для однакових вузлів $d(i,i) = 0$, симетрія $d(i,j) = d(j,i)$, нерівність трикутника $d(i,j) \leq d(i,k)+d(k,j)$ (найкоротший шлях не може бути довшим за будь-який обхідний маршрут).

Поняття суми топологічних відстаней вузла i в графі $G(V,E)$, або ступінь центрованості вузла, визначається як сума топологічних відстаней від цього вузла i до всіх n інших вузлів j у графі (j =1,2,.. n) і обчислюється як

$$S(i) = \sum_{j\in V, j\neq i} d(i,j)\ , \qquad (1)$$

де $d(i,j)$ - топологічна відстань між двома вузлами графа $G(V,E)$.

Цей показник $S(i)$ (також відомий як ексцентриситет вузла) використовується в аналізі графів для оцінки центральності вузла. Менше значення $S(i)$ означає, що вузол ближчий у середньому до всіх інших і є більш «центральним». Більше значення $S(i)$ означає, що вузол знаходиться на периферії графа $G(V,E)$. Величина $S(i)$ використовується також для оцінки ефективності комунікаційних мереж, а також пошуку оптимальних шляхів передачі інформації.

Середнє значення сум P топологічних відстаней вузлів графа $G(V,E)$ — це середня величина сум мінімальних відстаней від кожного вузла до всіх інших вузлів у графі. Визначається як середнє арифметичне значень сум топологічних відстаней усіх вузлів та обчислюється як

$$P = \frac{1}{n}\sum_{i\in V} S(i) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \sum_{j\in V, j\neq i} d(i,j). \qquad (2)$$

величин P графа $G(V,E)$, показує середній рівень "віддаленості" вузлів у графі. Менше значення P означає, що вузли графа в середньому ближче один до одного, тобто граф $G(V,E)$ більш зв'язаний. Більше значення P вказує на те, що граф має довші шляхи між вузлами, тобто менш щільну структуру. Фактично**,** середня топологічна відстань — це нормалізована версія середнього значення сум топологічних відстаней, поділена на кількість вузлів**.**

Для оптимізації архітектури ШІ-мережі використаємо отримані значення *d(i,j), S(i)* та *P* для виявлення ключових вузлів графа $G(V,E)$, які впливають на ефективність зв'язків і, відповідно скорочення топологічних відстаней, що суттєво сприяє зменшенню транзитного трафіка. Для ідентифікації периферійних вузлів, які знаходяться далі від центру графа $G(V,E)$, та визначення центральності вузлів у цьому графі скористаємося параметром *R(i),* що представляє собою відношення суми *S(i)* топологічних відстаней вузла *i* до середнього значення сум *P* топологічних відстаней у графі $G(V,E)$, представленим наступним чином

$$R(i) = \frac{S(i)}{P} = \frac{n\sum_{j=1,j\neq i}^{n} d(i,j)}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n} d(i,j)} . \quad (3)$$

Відношення *R(i)*, представлене виразом (3) є показником "центрованості" вузла відносно всього графа $G(V,E)$, а в деяких випадках називається «фактор віддаленості». Чим менше значення *R(i)*, тим важливішим є вузол у мережі. У випадку, коли *R(i)* > 1, то вузол *i* більш віддалений у середньому, ніж типовий вузол у графі $G(V,E)$. Такий вузол *i*, ймовірно, є периферійним або менш зв'язаним. Якщо *R(i)* < 1, відповідно вузол *i* є більш "центральним", тобто знаходиться ближче до більшості інших вузлів у графі $G(V,E)$. Якщо *R(i)* ≈ 1, то вузол *i* має середній рівень віддаленості порівняно з усіма іншими вузлами графа $G(V,E)$.

Оптимізація архітектури ШІ-систем

Забезпечення заданої продуктивності інформаційного обміну в ШІ-мережах достатньо ефективно можна реалізувати шляхом оптимізації існуючої архітектури або, при необхідності, в процесі розширення мережі. Розглянемо задачу оптимізації топології у випадку приєднання нового вузла *f* до існуючого графа $G(V,E)$, що відображає початкову ШІ-мережу і складається з вузлів *V* та зв'язків *E* між ними. Будемо рахувати, що бінарний вектор $F_f = (f_1, f_2,..f_i,..f_n)^t$ нового вузла *f* формується таким чином, що кожна *i* координата його приймає значення $f_i = 1$ якщо між вузлами *f* та *i* є зв'язок та $f_i = 0$ в разі його відсутності. При такому підході, оптимізація архітектури і відповідно збільшення ефективності обміну інформаційними даними в комп'ютерній мережі зводиться до пошуку такого вектора суміжності $F_f = (f_1, f_2,..f_i,..f_n)^t$ нового вузла *f*, приєднаного до початкової мережі $G(V,E)$, який мінімізує фактор віддаленості *R(f)*, представлений виразом (3), або збільшує "центрованість" вузла *f.* Оскільки, чим менше значення *R(i)*, тим важливішим є вузол *f* у мережі $G(V,E)$. Доданий новий вузол *f* фактично утворює нову мережу *G*(V*,E*),* відповідно з множиною вузлів $V^* = V \cup f$ та нових зв'язків E*, за умови, що сума відстаней між ним та іншими вузлами мережі має бути мінімальною, тобто *R(f)* → min, тобто

$$R(f) = \frac{n\sum_{j=1,j\neq i}^{n} d(f,j)}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n} d(f,j)} \to \min. \qquad \sum_{i=1}^{n} fi = q, \;\; q = n-1 \quad (4)$$

Це означає, що ми прагнемо мінімізувати середнє арифметичне всіх топологічних відстаней між усіма можливими парами вузлів *G*(V*,E*)*, після

додавання нового вузла *f*. Сукупність зв'язків нового вузла *f* , в топології графа *G*(V*,E*),* буде оптимальною, якщо на основі математичної моделі (4) обчислюється найменше значення фактора віддаленості *R(f)* цього вузла *f*, що фактично забезпечується мінімальна середня топологічна відстань в ШІ-мережі. Пошук точного рішення в таких задачах фактично зводиться до пошуку відповідної комбінації одиниць в векторі $F_f = (f_1, f_2,..f_i,..f_n)^t$, що реалізується завдяки застосуванню комбінаторних методів. В зв'язку з тим, що у векторі $F_f = (f_1, f_2,..f_i,..f_n)^t$ використовуються бінарні компоненти $f_i \in [0,1]$, то представляє інтерес застосування методів, пов'язаний з перебором всіх 2^n варіантів, оскільки вектор F_f сформований із *n* компонент f_i.

У випадку, коли з'являється необхідність реалізації ряду процедур оптимізації уже існуючої архітектури ШІ-мережі, з метою зменшення транзитного трафіка, то чинять наступним чином. На першому етапі, завдяки застосуванню методології мінімізації топологічних відстаней на основі виразів (1) - (3), вибирають сукупність периферійних або менш зв'язаних вузлів, тобто більш віддалених у середньому, ніж типовий вузол у графі $G(V,E)$. Ця процедура реалізується шляхом визначення набору ключових вузлів із всієї сукупності вузлів графа $G(V,E)$, які мають найбільше значення фактора віддаленості, тобто R(i) > 1 [3-10]. Далі, для кожного вузла i, із отриманої сукупності, що мають R(i) > 1, шляхом перебору всіх 2n варіантів вектора Fi , знаходимо R(i) = min, що фактично забезпечує мінімальну середню топологічну відстань в ШІ-мережах.

Диференційні моделі

Збільшення продуктивності інформаційного обміну в ШІ-мережах можливо не тільки методами оптимізації існуючої архітектури, а і шляхом моделювання і ідентифікації стохастичних процесів, за допомогою яких описують зміну у часі ймовірнісного розподілу станів мережі. У контексті оптимізації інформаційного обміну ШІ-мереж, представляє інтерес застосування диференційних математичних моделей, які відкривають нові можливості для опису процесів, які не можна повністю охопити класичними моделями [4-11]. Диференційні моделі, завдяки застосуванню прямого диференційного перетворення, представляються в області диференційних зображень у вигляді рекурентних алгебраїчних залежностей. На їх основі обчислюється диференційний спектр і шляхом застосування зворотного диференційного перетворення формується, в аналітичному вигляді, сукупність ймовірностей pi(t), що відображають Si стани ШІ-мережі, ключові характеристики, процеси взаємодії та динаміку роботи в будь-який момент часу t. Таким чином, застосування теорії диференційних перетворень відкриває можливість визначення ймовірності переходу між різними конфігураціями ШІ-систем та відбору найбільш ефективних, підвищення продуктивності обміну інформацією, стійкості та адаптивності мережі в умовах невизначеності.

Основні положення теорії диференціальних перетворень представлені наступною парою математичних залежностей [12]

$$P_i(k) = \frac{H^k}{k!}\left[\frac{d^k P_i(t)}{dt^k}\right]_{t=0} \doteq P_i(t) = \sum_{k=0}^{k=\infty}\left(\frac{t}{H}\right)^k P_i(k), \quad i=1,2,3,\ldots n \qquad (5)$$

де $p_i(t)$ - функція-оригінал, що являє собою безперервну функцію дійсного аргументу *t*, що диференціюється нескінченну кількість разів і обмежену разом із всіма своїми похідними; $P_i(k$ - диференціальне зображення оригіналу $p_i(t)$, що є дискретною функцією цілочислового аргументу $k = 0,1,2,\ldots$; H – масштабна стала, яка має розмірність аргументу *t* і часто обирається такою, що дорівнює відрізку $0 \le t \le H$, на якому розглядається

функція $p_i(t)$; $\risingdotseq$ - символ відповідності між оригіналом $p_i(t)$ і його диференційним зображенням $P(k)$. У перетвореннях (5), зліва від символу $\risingdotseq$ стоїть пряме перетворення, що дозволяє за оригіналом $p_i(t)$ знайти зображення $P_i(k)$, а праворуч – обернене, що дозволяє за зображенням $P_i(k)$ отримати оригінал $p_i(t)$ в аналітичній формі степеневого ряду, який є рядом Тейлора з центром у точці $t = 0$. У подальшому зображення $P_i(k$, $k = 0,1,2,...$ називатимемо диференційними спектрами, а при конкретних значеннях k – дискретами.

Процеси зміни ймовірностей станів $p_i(t)$ ШІ-мережі у часі, де враховується як стимули q_{ji} до змін стану, так і перешкоди f_{ji}, що їх гальмують, достатньо ефективно відображаються модифікованими рівняннями Колмогорова, що представляються у вигляді системи диференційних рівнянь n-^{го} порядку

$$\frac{dp_i(t)}{dt} = \sum_{j=1}^{m}(q_{ji} - f_{ji})p_j(t) - \sum_{j=1}^{m}(q_{ij} - f_{ij})p_i(t),\ \ i = 1,2..n, \qquad (6)$$

з початковими умовами, при $t=0$, відповідно, $p_2(0)= p_3(0)=...= p_n(0)= 0$, $p_1(0)=1$, а також $p_1(t)+ p_2(t)+ p_3(t)+ ,,,+ p_n(t)=1$.

Моделювання динаміки ймовірностей станів S_i системи у часі t, що відбуваються на деякому інтервалі $[t_0, T]$, а поточний час t обирається з умов $t \in [t_0, T]$. Крім того, обмеження на інтенсивності $q_{ji}(t)$, переходу у стан S_i та протидії $f_{ji}(t)$ переходу зі стану S_j, подано у вигляді виразів $0 < q_{ji} < q_{ji\,max}$, $0 < f_{ji} < f_{ji\,max}$.

Застосувавши пряме диференційне перетворення (5) до системи диференціальних рівнянь (6), отримаємо диференційну математичну модель, що представляє собою сукупність рекурентних алгебраїчних залежностей, яка в області диференційних зображень

$$P_i(k+1) = \frac{H}{k+1}\left[\sum_{j=1}^{m}(q_{ji} - f_{ji})P_j(k) + \sum_{j=1}^{m}(q_{ij} - f_{ij})P_i(k)\right], \qquad (7)$$

$i = 1,2,3,....n$, $k = 0,1,2,3,....$ Відповідно з початковими умовами, які при $k=0$, $t=0$ можуть бути представлені наступним чином: $p_1(t)=P_1(k=0)=1, p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$, $i=1,2,...n-1$. При цьому, тривалість T процесу моделювання, як правило, вибирається із умови $T = H$.

Використавши початкові умови $p_i(t)=P_1(k=0)=1$, $p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$, та реалізувавши рекурентні алгебраїчні залежності (7), при $k=0$, $k=1$, $k=2$, ..., отримаємо диференційний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), ... P_i(k)]$, $i=1,2,...n$, коефіцієнтів Тейлора для кожного $i^{го}$ значення ймовірностей $p_i(t)$ перебування системи у стані S_i в момент часу t. Диференційний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), ... P_i(k)]$ є основою визначення, в аналітичному вигляді, сукупності ймовірностей $p_i(t)$ станів ШІ-мережі і відкриває можливість, в залежності від змін середовища, прогнозувати відхилення, корегування параметрів та реалізувати саморегуляцію.

Для цього застосуємо зворотне диференційне перетворення $p(t) = \sum_{k=0}^{k=\infty}\left(\frac{t}{H}\right)^k P(k)$, яке представлено виразом (5), до отриманого спектру $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), ... P_i(k)]$ і запишемо, у аналітичному вигляді, математичні залежності визначення ймовірностей $p_i(t)$

$$p_i(t) = P_i(0) + \frac{t}{H}P_i(1) + \left(\frac{t}{H}\right)^2 P_i(2) + .. + \left(\frac{t}{H}\right)^k P_i(k) + .. + \left(\frac{t}{H}\right)^\tau P_i(r). \qquad (8)$$

$i=1,2,\ldots n$, що відображають динаміку стану системи S_i в будь-який момент часу t та її ключові характеристики.

Оптимізації режимів ШІ-систем

Оптимізація динаміки функціонування ШІ-систем вирішується в умовах антагонізму суб'єктів інформаційного конфлікту, тобто інтенсивності переходу q_{ji} зі стану S_j у стан S_i, а також інтенсивності протидії f_{ji} переходу зі стану S_j у стан S_i. У рівняннях Колмогорова коефіцієнти першого члену $\lambda_j = \sum_{j\neq i}(q_{ji}-f_{ji})$ є модифікованою формою приросту ймовірності стану S_i, що враховує не лише сприяючі, але й стримуючі чинники. Завдяки коефіцієнтам другого члену $\gamma_i = \sum_{j\neq i}(q_{ij}-f_{ij})$, описується ефективність втрати ймовірності зі стану S_i, скориговану завдяки інтенсивності протидії, тобто виходу зі стану S_i.

Це дозволяє моделювати системи, де є як природні переходи, так і чинники, що перешкоджають цим переходам.

Досягнення заданих показників оптимізації динаміки функціонування ЩІ-систем можливо шляхом раціонального визначення стратегії формування таких значень λ_j, які мінімізують плату суб'єкта $\Theta(\lambda_i,\gamma_i,t)$ за витрачені відповідні ресурси при максимальній інтенсивності протидії γ_i, тобто

$$\theta_i^*(\lambda i,\gamma i,t) = \min_{\lambda i\in E_\lambda}\ \max_{\gamma i\in E_\lambda} \Theta i(\lambda i,\gamma i,t). \quad i = 1,2,\ldots n \qquad (9)$$

В процесі моделювання стратегії оптимізації динаміки функціонування, протиборчі сторони ймовірно виходять з умови формування таких стратегій протидії γ_i, які максимізували плату $\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, за умови реалізації таких значень λ_j, які мінімізують плату суб'єкта $\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, тобто

$$\theta_i^*(\lambda i,\gamma i,t) = \min_{\gamma i\in E_\lambda}\ \max_{\lambda i\in E_\lambda} \Theta i(\lambda i,\gamma i,t). \quad i = 1,2,\ldots n \qquad (10)$$

Стратегії пошуку значень інтенсивності переходу λ_j^{op} у стан S_i та величини протидії γ_i^{op}, при умові виконання математичних залежностей (9,10), називаються оптимальними

$$\min_{\lambda i\in E_\lambda}\ \max_{\gamma i\in E_\lambda}\theta_i(\lambda i,\gamma i,t) = \min_{\gamma i\in E_\gamma}\ \max_{\lambda i\in E_\lambda}\theta_i(\lambda i,\gamma i,t) = \theta_i^{*OP}(\lambda_i^{op},\gamma_i^{op}). \qquad (11)$$

Пошук стратегій оптимізації режимів функціонування ШІ-систем полягає в пошуку закону зміни потоку інтенсивності λ_j переходу системи зі стану S_j у стан S_i, яка реалізує мінімізацію функціонала (9) при стохастичній інтенсивності протидії γ_i. Домінуючою стратегією оптимізації, у зв'язку з антагонізмом цілей, буде використана стратегія на основі принципу мінімаксу, тобто

$$\min_{\gamma i\in E_\gamma}\ \max_{\lambda i\in E_\lambda}\theta_i(\lambda i,\gamma i,t). \quad i = 1,2,\ldots n \qquad (12)$$

Мінімаксна стратегія (12) відкриває можливість мінімізувати функціонал (9) навіть у випадках найгіршого поєднання інтенсивності λ_j потоку переходу системи зі стану S_j у стан S_i, з довільним законом потоку інтенсивності γ_i протидії. Процедура оптимізації реалізується шляхом раціонально визначення стратегії формування таких значень λ_j, які мінімізують плату суб'єкта $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, за витрачені відповідні ресурси при максимальній інтенсивності протидії γ_i.

В загальному вигляді, плата $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, за витрачені ресурси, представляється у вигляді інтегральної математичної моделі

$$\theta_i(t) = \frac{1}{T}\int_{t=t_0}^{T} P_i(t)dt, \quad i=1,2,3,\ldots n \qquad (13)$$

і представляє собою критерій оптимізації на інтервалі $t \in [t_0, T]$.

Де: $p_i(t)$ — значення ймовірностей, що відображають перебування системи у стані S_i, $i=1,2,3,\ldots n$, в будь-який момент часу t; t_0 — початковий момент часу; T — інтервал часу, за який проводиться процес моделювання. Застосувавши диференційне перетворення, представлене виразом (6), до функціоналу (13), та реалізувавши відповідні перетворення, представимо критерій $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, оптимізації режимів функціонування, через диференціальний спектр $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$ коефіцієнтів Тейлора для кожного $i^{го}$ значення ймовірностей $p_i(t)$ перебування системи у стані S_i в момент часу t, у наступному вигляді

$$\Theta(\lambda_i,\gamma_i,t) = \sum_{k=0}^{k=\infty} \frac{P_i(k)}{k+1}. \quad i=1,2,3,\ldots n \qquad (14)$$

Диференційна модель (14) є базовою у стратегії оптимізації і вибору дій шляхом використання дискрет $P_i(k)$ диференціального спектру $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3),\ldots P_i(k)]$.

Реалізувавши підстановку значень дискрет $P_i(k)$ диференціального спектру $[P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \ldots P_i(k)]$, обчислених на основі рекурентної диференційної моделі (7), сформуємо математичну модель критерію оптимізації $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, в аналітичному вигляді

$$\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t) = P_i(0)+ \frac{1}{2} P_i(1)+ \frac{1}{3} Pi(2)+ \frac{1}{4} P_i(3)+\ldots+ \frac{1}{k+1} P_i(k)+\ldots \qquad (15)$$

враховуючи початкові умови, які при $k=0$, $t=0$, $i=1$ представлені наступним чином $p_1(t) =P_1(k=0)=1$, $p_{i+1}(t)=P_{i+1}(k=0)=0$.

Дослідження функціоналу (15) на екстремум дозволяє визначити, в загальному вигляді, оптимальні стратегії λ_j^{op} і γ_i^{op} та розподіл ресурсів, що витрачаються на оптимізацію. Відомо, що необхідними умовами існування екстремуму функціонала $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, згідно теореми Куна-Такера, є умови

$$\begin{cases} \frac{\partial\theta_i(\lambda i,\gamma i,t)}{\partial\lambda j} = 0 \\ \frac{\partial\theta_i(\lambda i,\gamma i,t)}{\partial\gamma i} = 0, \end{cases} \quad i=1,2,3,\ldots n, j=1,2,3,\ldots m \qquad (16)$$

що дозволяють визначити оптимальну стратегію λ_j^{op} і γ_i^{op}.

Взявши, згідно (16), відповідні частинні похідні критерію $\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, представленого в аналітичному вигляді виразом (15), одержимо систему лінійних алгебричних рівнянь, розв'язавши які і отримаємо значення стратегій λ_j^{op} і γ_i^{op}. Знаки екстремумів у стратегіях λ_j^{op} та γ_i^{op} визначаються на основі перевірки достатніх умов. Обчисливши другі частинні похідні, критерію $\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, отримаємо систему алгебраїчних нерівностей, рішення яких показує на виконання або невиконання достатніх умов.

$$\begin{cases} \frac{\partial^2\theta_i(\lambda i,\gamma i,t)}{\partial\lambda j} < 0 \\ \frac{\partial^2\theta_i(\lambda i,\gamma i,t)}{\partial\gamma i} > 0. \end{cases} \quad i=1,2,3,\ldots n, \quad j=1,2,3,\ldots m \qquad (17)$$

Точність математичної моделі, що представляє критерій оптимізації $\Theta_i^*(t)=\Theta_i(\lambda_i,\gamma_i,t)$, записаний в аналітичному вигляді виразом (16), а також її подібних диференційних моделей, досягається кількістю дискрет $P_i(k)$ диференціального

спектра *[$P_i(0),P_i(1),P_i(2),P_i(3), \dots P_i(k)$]*, які входять до її складу.

Висновки

1. Проведено аналіз еволюції масового використання технологій штучного інтелекту, обґрунтовано напрямок наукових досліджень, пов'язаний оптимізацією архітектур ШІ-мереж, які включають багатофункціональні LLM-моделі і ШІ-агенти, розглянуті шляхи використання теорії диференційних перетворень для синтезу математичних моделей відображення та оптимізації режимів функціонування станів ШІ-мереж.

2. Показано, що ефективність ШІ-мереж великою мірою залежить від їх топологічних характеристик, тому для забезпечення, в реальному часі, необхідної продуктивності інформаційного обміну та врахування умовного балансу обсягу трафіка і достатньої пропускної спроможності на всіх рівнях ієрархії, запропоновано принципово новий підхід, який базується на методах скорочення топологічних відстаней мережі як основи зменшення транзитного трафіка.

3. Базуючись на теорії графів, показано представлення ШІ-мережі у вигляді незваженого та ненаправленого графа, на основі якого розроблено сукупність математичних моделей для оптимізації топології шляхом пошуку раціонального місця розташування нового вузла і організації такої сукупності його зв'язків, серед всієї множини вузлів, яка забезпечує мінімальну середню топологічну відстань по всій множині вузлів графа.

4. На основі положень теорії диференційних перетворень, запропоновано методи організації диференційних математичних моделей для моделювання динаміки ймовірностей станів ШІ-системи у часі, розглянуто диференційні моделі модифікованих рівнянь Колмогорова, де враховується як стимули λ_i до змін стану, так і перешкоди γ_i, що відкриває нові можливості для опису процесів, які не можна повністю охопити класичними моделями, наведено шляхи оптимізації режимів функціонування складних ШІ-мереж завдяки використанню диференціальних спектрів.

5. Базуючись на використанні диференційних спектрів, що відображають в диференційній області динаміку функціонування ШІ-мереж, обґрунтовано застосування мінімаксної стратегії для оптимізації режимів у випадку найгіршого поєднання інтенсивності потоку дій переходу з довільним законом потоку протидії, що реалізується шляхом дослідження критерію оптимізації на екстремум і дозволяє визначити оптимальні стратегії розподілу ресурсів.

Література

1. Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні. За загальною редакцією А. І. Шевченка. Видавництво «Торпеда». Київ – 2023 р. С 306.
2. Стасюк О. І. Принципи відображення інноваційних моделей штучного інтелекту в інтелектуальних комп'ютерних мережах оптимізації функціонування енергетичних систем. Штучний інтелект. Національна академія наук України, Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 1, стр. 18-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.01.018
3. Стасюк О. І., Гончарова Л. Л., Грищук Р. В. Математичні моделі визначення оптимальної стратегії кібербезпеки інтелектуальних комп'ютерних мереж дистанції електропостачання залізниць. Штучний інтелект. Національна академія наук України, Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 2, стр. 20-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.02.020
4. Стасюк О. І., Гончарова Л. Л. Математичні інноваційно-пізнавальні моделі штучного інтелекту на основі теорії диференційних перетворень. Штучний інтелект. Національна академія наук України, Інститут проблем штучного інтелекту МОН України і НАН України. 2024, № 3, стр. 10-31. https://doi.org/10.15407/jai2024.03.010
5. Sopel, M., Stasyuk, O., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Regina computer system for intelligent monitoring, diagnostics, and management of railway power supply systems Diagnostykathis link is disabled, 2021, 22(4), стр. 77–88 (Scopus) (Q3). https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=1119979
6. Stasiuk, A., Kuznetsov, V., Goncharova,L., Hubskyi, P. Models of the computer intellectualization optimal strategy of the power supply fast-flowing technological processes of the railways traction substations. Communications – Scientific Letters of the University of Zilina, 2021, 23(2), стр.C30–C36. (Scopus) (Q3). http://komunikacie.uniza.sk/index.php/communications/article/view/1680

7. Stasiuk O. I., Goncharova L. L. Mathematical Models and Methods for Analyzing Computer Control Networks of Railway Power Supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 1, February 2018, Pages 165-172. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0017-0

8. Stasiuk A. I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L.Mathematical differential models and methods for assessing the cybersecurity of computer networks intelligent control of technological processes of railway power supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 4, February 2018, Pages 671-68. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0068-2

9. Stasiuk A. I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L. A Mathematical Cybersecurity Model of a Computer Network for the Control of Power Supply of Traction Substations. Cybernetics and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York Volume 53, Issue 3, May 2017, Pages 476-484. https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-017-9949-z

10. Stasyuk, A. I., Lidiya L. L, Goncharova, Mathematical models and methods of the analysis of computer networks of control of power supply of railways traction substations L.L. Journal of Automation and Information Sciencesthis link is disabled, 2017, 49(2), стр. 50–60. http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b623940627 8e43e,5bdc44c95254b2ed,779791cb12ca6912.html

11. Alexander I. Stasiuk, Lidiya L. Goncharova Mathematical Models and Methods of Formation of Intelligent Computer Networks forControl of Power Supply and Optimization of Power Consumption of Railways. Journal of Automation and Information Sciences. Begell House Inc. (США), New -York, Connecticut. Volume 50, 2018 Issue 8, pages 50-65. SCOPUS, Web of Science, ISI, INIS Atomindex, io-port.net. http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b623940627 8e43e,2ec3cf2b062398ac,5e87262e3b8eefd4.htm

12. Pukhov G. E., Taylor transformations and theirapplication in electrical engineering and electronics [in Russian], Naukova dumka, Kiev, 1978.

References

1. Stratehiia rozvytku shtuchnoho intelektu v Ukraini. Za zahalnoiu redaktsiieiu A. I. Shevchenka. Vydavnytstvo «Torpeda». Kyiv – 2023 r. S 306.

2. Stasiuk O. I. The principles of displaying innovative models of artificial intelligence in intelligent computer networks for optimizing the functioning of energy systems. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 1, pp. 18-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.01.018

3. Stasyuk O. I., Goncharova L. L., Hryshchuk R. V. Mathematical models for determining the optimal cybersecurity strategy for intelligent computer networks of the railway power supply distance. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 2, pp. 20-30. https://doi.org/10.15407/jai2024.02.020

4. Stasyuk O. I., Goncharova L. L. Mathematical innovative and cognitive models of artificial intelligence based on the theory of differential transformations. Artificial Intelligence. National Academy of Sciences of Ukraine, Institute of Artificial Intelligence Problems of the Ministry of Education and Science of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine. 2024, No. 3, pp. 10-31. https://doi.org/10.15407/jai2024.03.010

5. Sopel, M., Stasyuk, O., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Regina computer system for intelligent monitoring, diagnostics, and management of railway power supply systems Diagnostykathis link is disabled, 2021, 22(4), стр.77–88 (Scopus) (Q3). https://www.ceeol.com/search/article-detail?id=1119979

6. Stasiuk, A., Kuznetsov, V., Goncharova, L., Hubskyi, P. Models of the computer intellectualization optimal strategy of the power supply fast-flowing technological processes of the railways traction substations. Communications -Scientific Letters of the University of Zilina, 2021, 23(2), стр. C30–C36. (Scopus) (Q3). http://komunikacie.uniza.sk/index.php/communications /article/view/1680

7. Stasiuk O.I., Goncharova L.L. Mathematical Models and Methods for Analyzing Computer Control Networks of Railway Power Supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 1, February 2018, Pages 165-172. (Scopus) (Q3). https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0017-0

8. Stasiuk A. I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L. Mathematical differential models and methods for assessing the cybersecurity of computer networks intelligent control of technological processes of railway power supply. New Means Cybernetics, Informatics, Computers Engineering and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York 2018. Volume 54, Issue 4, February 2018, Pages 671-68. (Scopus) (Q3) https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-018-0068-2

9. Stasiuk A. I., Hryshchuk, R. V., Goncharova L. L. A Mathematical Cybersecurity Model of a Computer Network for the Control of Power Supply of Traction Substations. Cybernetics and Systems Analysis. Springer Science+Business Media New York Volume 53, Issue 3, May 2017, Pages 476-484.

https://link.springer.com/article/10.1007/s10559-017-9949-z

10. Stasyuk, A. I., Lidiya L. Goncharova, Mathematical models and methods of the nalysis of computer networks of control of power supply of railways traction substations L.L. Journal of Automation and Information Sciencesthis link is disabled, 2017, 49(2), стр. 50–60. https://www.dl.begellhouse.com/ru/journals/2b6239406278e43e,5bdc44c95254b2ed,779791cb12ca6912.html

11. Alexander I. Stasiuk, Lidiya L. Goncharova Mathematical Models and Methods of Formation of Intelligent Computer Networks for Control of Power Supply and Optimization of Power Consumption of Railways. Journal of Automation and Information Sciences. Begell House Inc. (США), New York, Connecticut. Volume 50, 2018 Issue 8, pages 50-65. SCOPUS, Web of Science, ISI, INIS Atomindex, io-port.net. http://www.dl.begellhouse.com/journals/2b6239406278e43e,2ec3cf2b062398ac,5e87262e3b8eefd4.html

12. Pukhov G. E., Taylor transformations and their application in electrical engineering and electronics [in Russian], Naukova dumka, Kiev, 1978.

The article has been sent to the editors 23.04.25.
After processing 10.05.25.
Submitted for printing 30.06.25.